

基于姿态机和卷积神经网络的手的关键点估计

汇报人：

2024-01-28

目录

CONTENTS

- 引言
- 相关工作
- 基于姿态机和卷积神经网络的手部关键点估计方法
- 实验与分析
- 应用与讨论
- 结论与展望



01

引言

研究背景和意义

1

计算机视觉领域的重要任务

手部关键点估计是计算机视觉领域的重要任务之一，对于人机交互、虚拟现实、增强现实等应用具有重要意义。

2

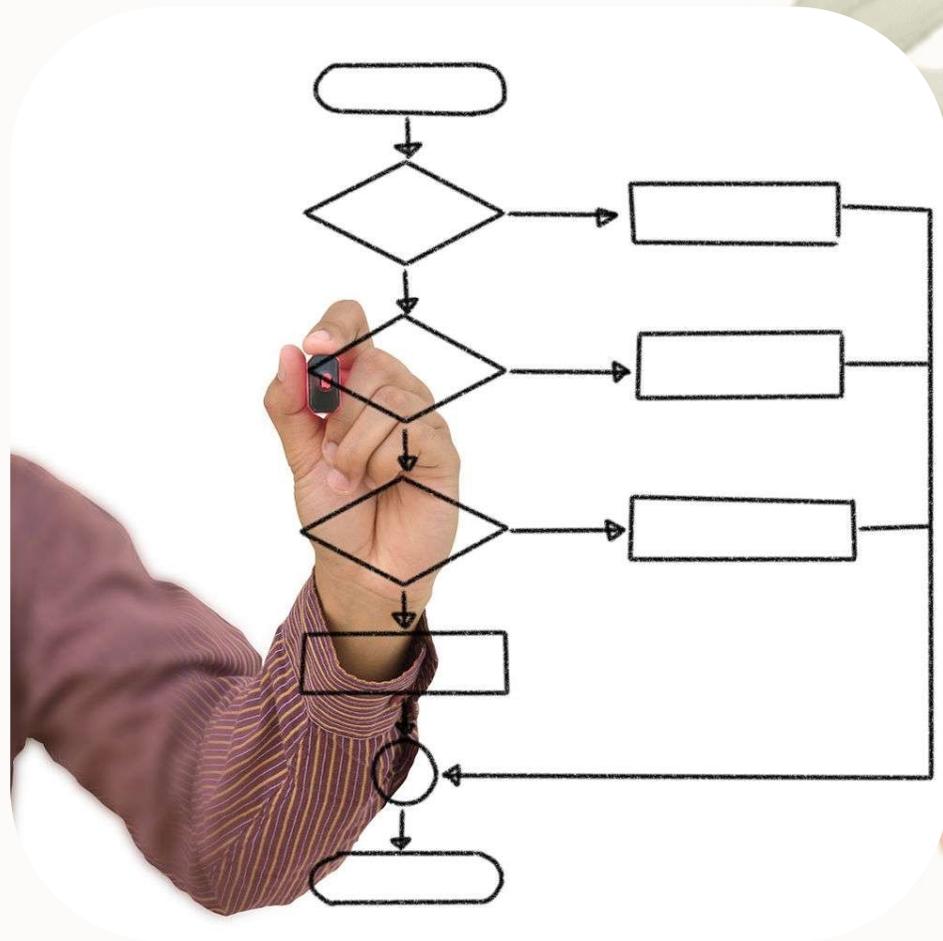
姿态估计的延伸

手部关键点估计是人体姿态估计的延伸，通过对手部关键点的准确估计，可以进一步理解人的手势、动作和意图。

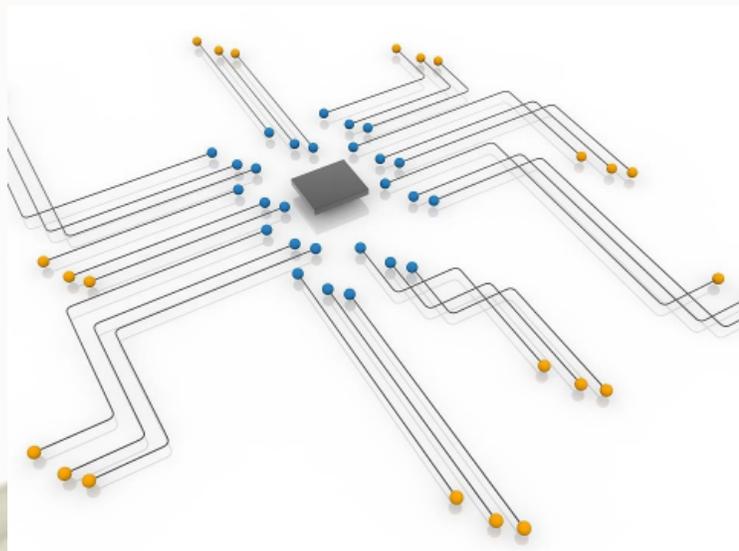
3

广泛的应用前景

手部关键点估计在手势识别、手语翻译、机器人控制、游戏控制等领域具有广泛的应用前景。

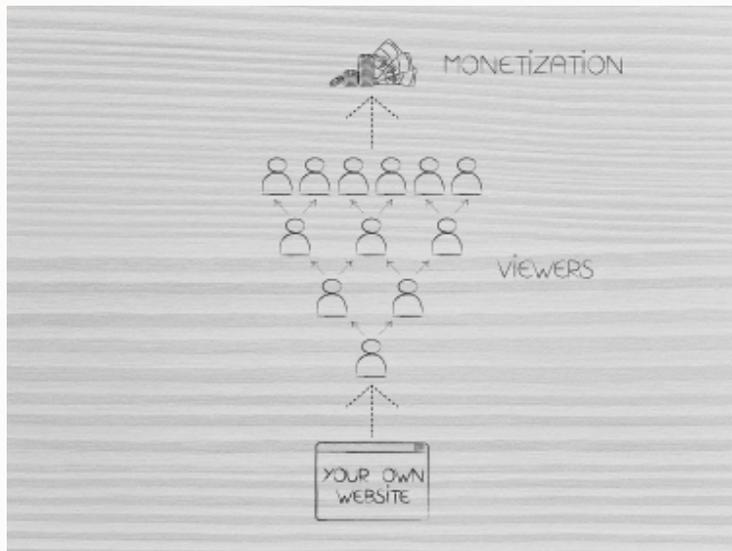


手部关键点估计的挑战



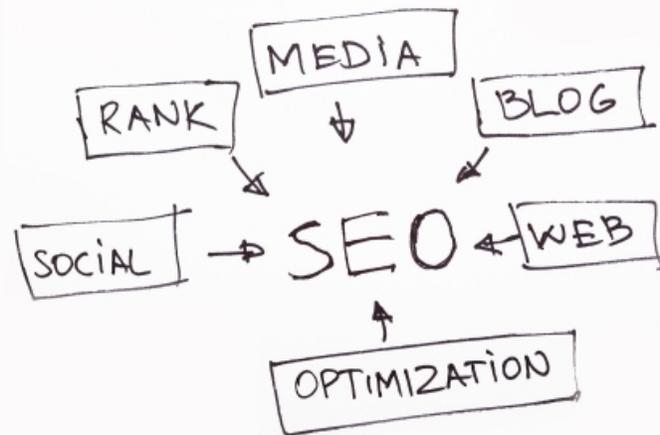
手部结构的复杂性

手部骨骼结构复杂，手指灵活多变，使得手部关键点估计成为一个具有挑战性的任务。



数据获取的困难性

手部关键点标注数据相对较少，且标注过程繁琐耗时，给手部关键点估计的研究带来了一定的困难。



遮挡和自遮挡问题

在实际应用中，手部往往会受到其他物体或自身的遮挡，导致部分关键点不可见或难以准确估计。



研究目的和贡献

01

提出一种基于姿态机和卷积神经网络的手部关键点估计方法，以提高估计的准确性和鲁棒性。

02

通过设计合理的网络结构和损失函数，解决手部关键点估计中的遮挡和自遮挡问题。

03

在公开数据集上进行实验验证，证明所提出方法的有效性和优越性。

04

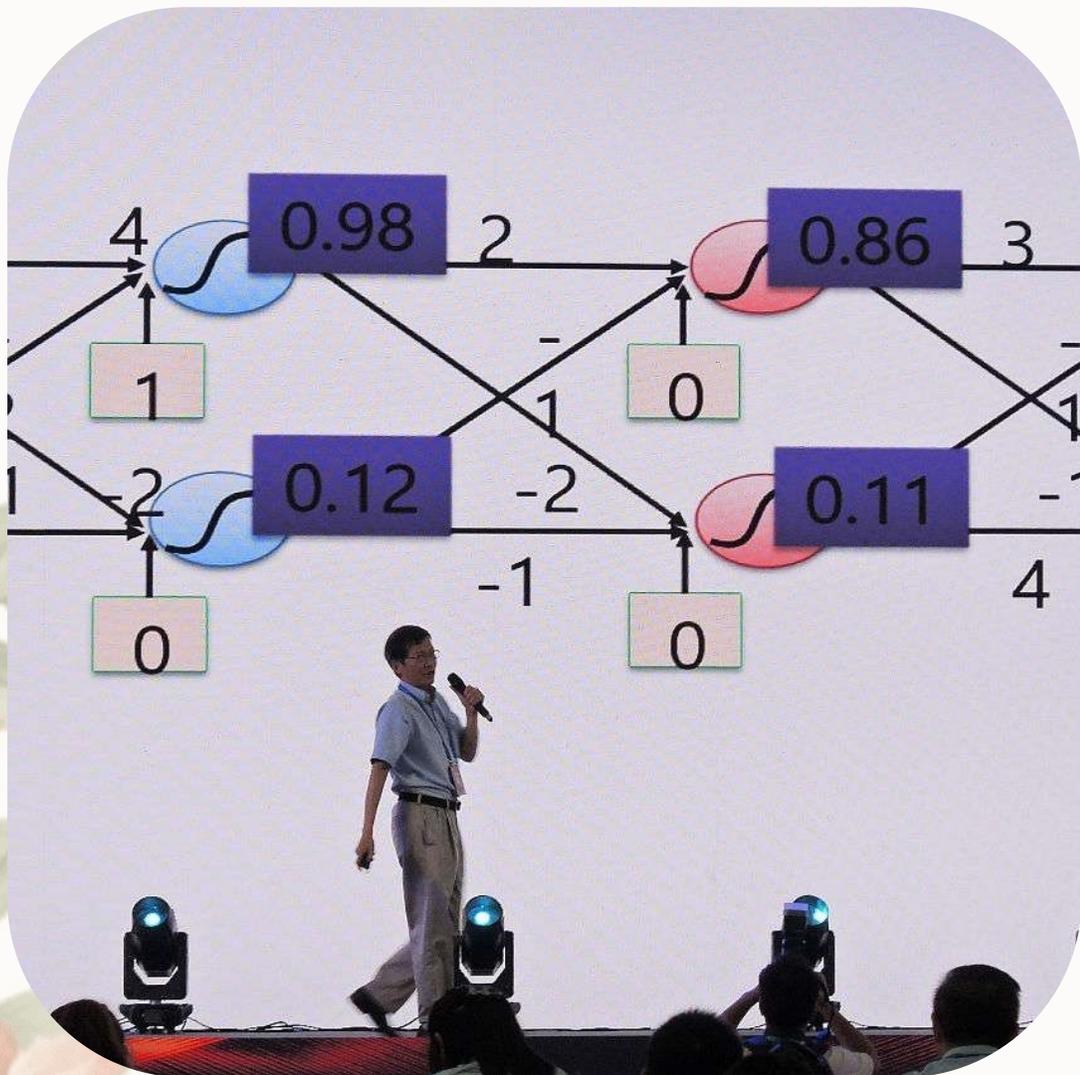
为手部关键点估计的研究和应用提供新的思路和方法。



02

相关工作

手部姿态估计方法



基于模型的方法

利用先验知识构建手部模型，通过优化算法估计手部姿态。这种方法在处理复杂背景和遮挡情况下具有较好的鲁棒性，但计算复杂度较高。

基于表观的方法

直接从图像中提取手部特征进行姿态估计。这种方法计算效率较高，但在处理复杂背景和遮挡情况时性能下降。

混合方法

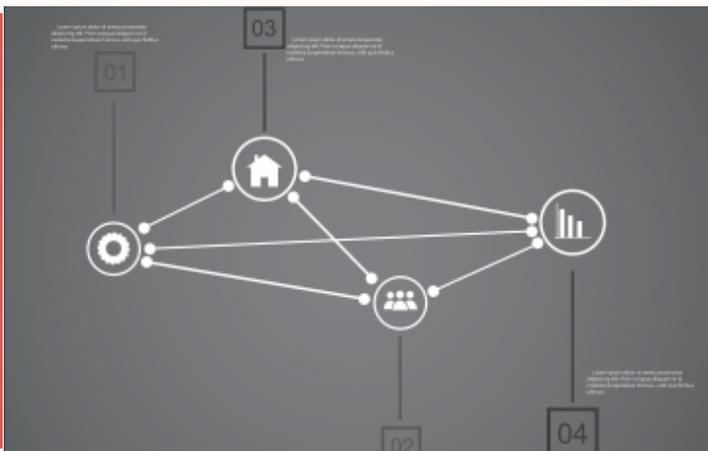
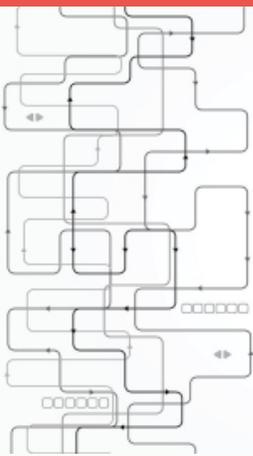
结合基于模型和基于表观的方法，以提高姿态估计的准确性和鲁棒性。



卷积神经网络在姿态估计中的应用

特征提取

利用卷积神经网络强大的特征提取能力，从图像中提取出与手部姿态相关的特征。

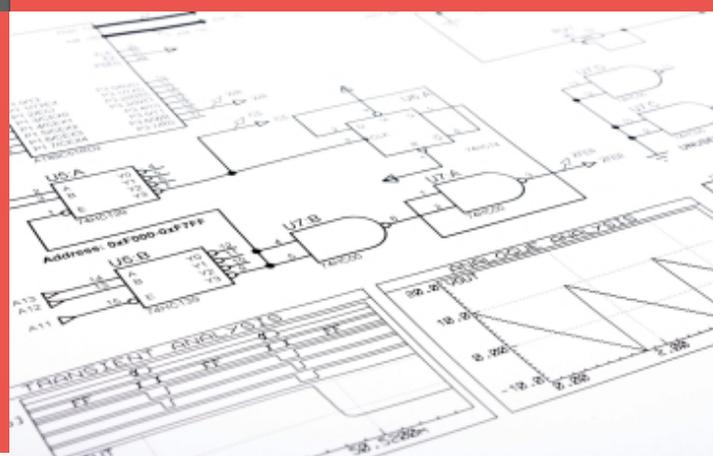


多任务学习

将手部姿态估计与其他相关任务（如手部检测、手势识别等）联合学习，以提高姿态估计的准确性和泛化能力。

端到端学习

通过构建深度卷积神经网络，实现从图像到手部姿态的端到端学习，避免了传统方法中复杂的特征工程和优化问题。





姿态机模型的研究现状



模型结构

姿态机模型通常采用循环神经网络 (RNN) 或长短期记忆网络 (LSTM) 等结构，以捕捉手部姿态的时序依赖性。

训练方法

姿态机模型的训练通常采用监督学习或无监督学习方法。监督学习方法利用标注数据进行训练，而无监督学习方法则利用未标注数据进行训练。



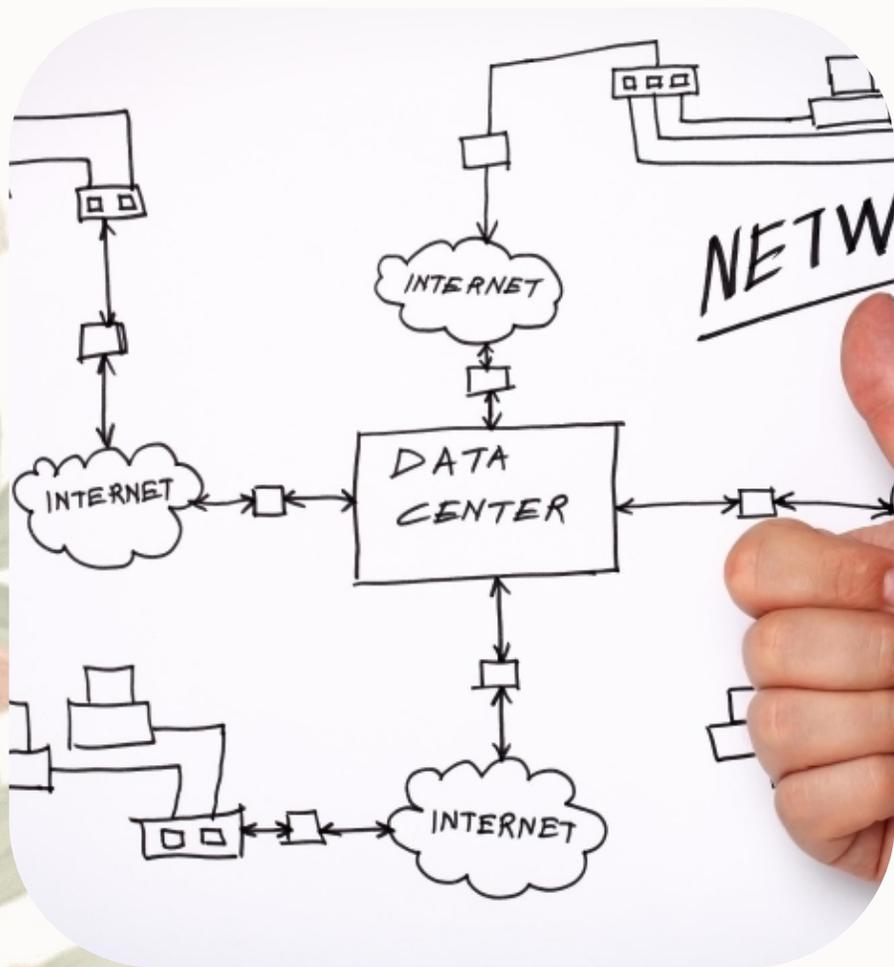
性能评估

姿态机模型的性能评估主要采用准确率、召回率、F1分数等指标进行评估。同时，为了更全面地评估模型的性能，还可以采用交叉验证、可视化等方法进行辅助评估。

03

基于姿态机和卷积神经网络的手部 关键点估计方法

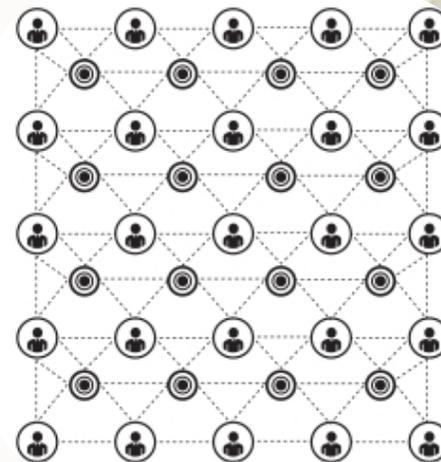
方法概述



基于深度学习的手部关键点估计方法，结合姿态机和卷积神经网络（CNN）的优势。



通过CNN提取手部图像特征，再利用姿态机对特征进行建模和关键点坐标回归。



实现手部关键点的高精度定位和鲁棒性估计。



卷积神经网络设计



01

采用多层级联的卷积神经网络结构，逐层提取手部图像的特征。

02

设计合适的卷积核大小、步长和填充方式，以保留空间信息并减少计算量。

03

引入批量归一化和激活函数，加速训练过程并提高模型性能。

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：
<https://d.book118.com/055132121023011230>